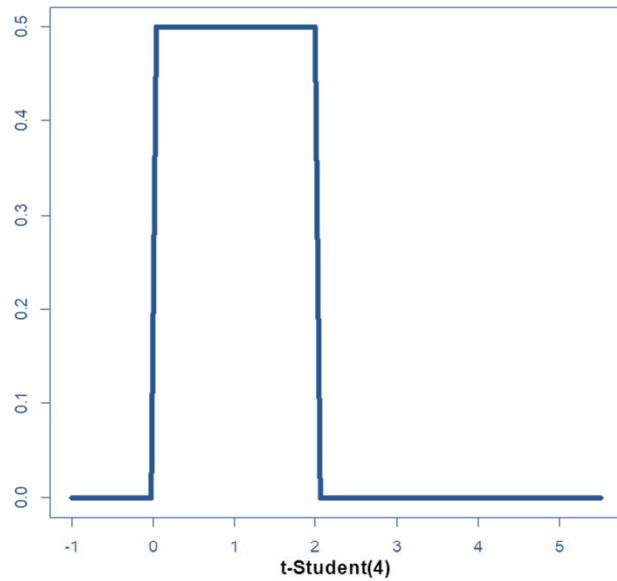


STATISTICA

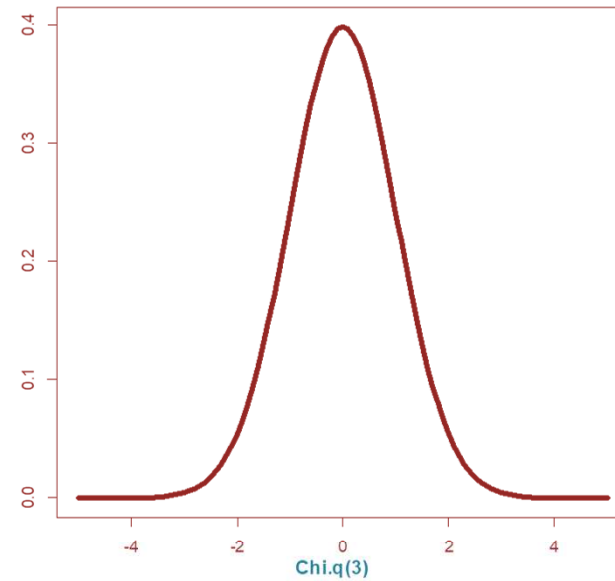
I modelli probabilistici, III

NON E' CHE ESISTA SOLO LA GAUSSIANA!!!

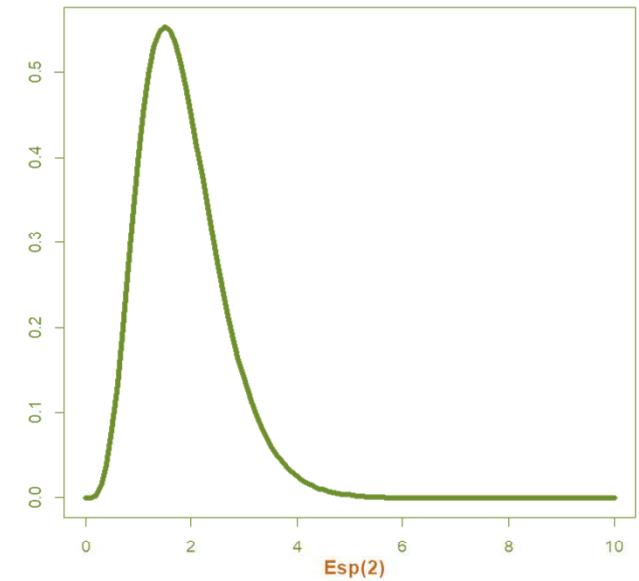
Uniforme(0,2)



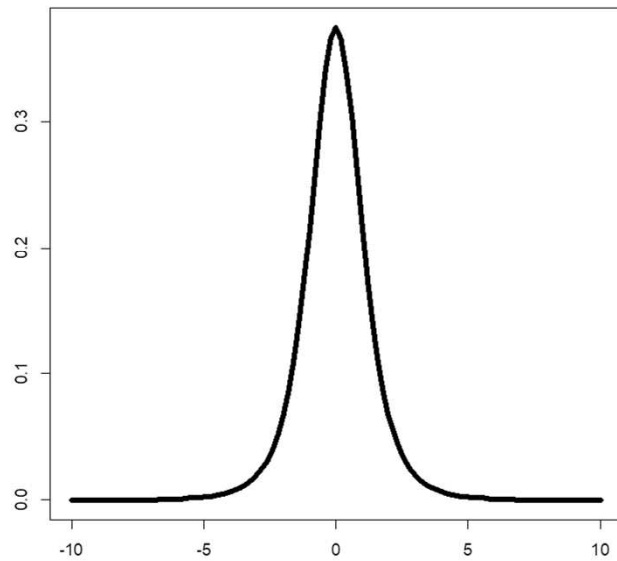
Gaussiana(0,1)



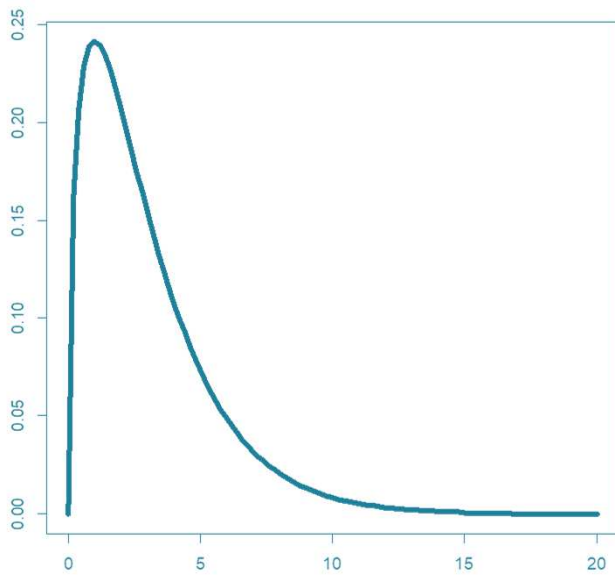
Gamma(5.5,1/3)



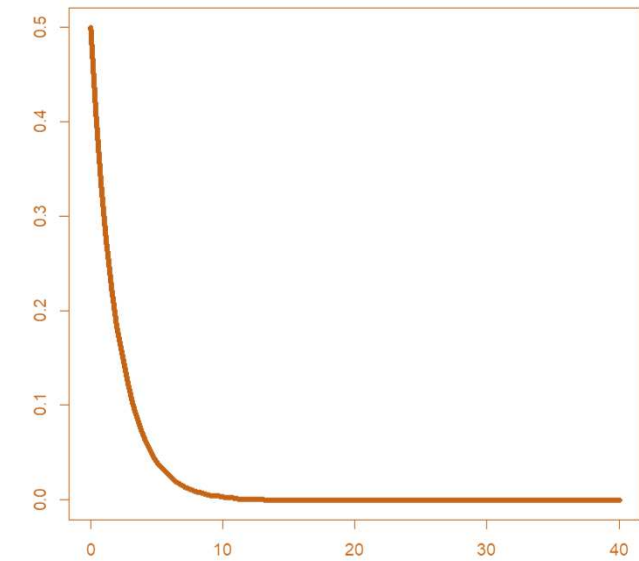
t-Student(4)



Chi.q(3)



Esp(2)



... MA E' TANTO, TANTO COMODA ...

$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow X' = aX + b \sim \mathbf{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$$

$$X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2) \text{ e } X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \text{ *indipendenti* } \Rightarrow$$

$$X_1 + X_2 \sim \mathbf{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

... MA E' TANTO, TANTO COMODA ...

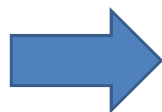
$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow X' = aX + b \sim \mathbf{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$$

$$X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2) \text{ e } X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \text{ *indipendenti* } \Rightarrow$$

$$X_1 + X_2 \sim \mathbf{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

$$X_1 \sim N(\mu, \sigma^2) \text{ e } X_2 \sim N(\mu, \sigma^2) \text{ *indipendenti (e identiche)* } \Rightarrow$$

$$X_1 + X_2 \sim \mathbf{N}(2\mu, 2\sigma^2)$$



$$\frac{X_1 + X_2}{2} \sim \mathbf{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{2}\right)$$

... MA E' TANTO, TANTO COMODA ...

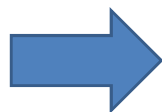
$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow X' = aX + b \sim \mathbf{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$$

$$X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2) \text{ e } X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \text{ *indipendenti* } \Rightarrow$$

$$X_1 + X_2 \sim \mathbf{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

$$X_1, \dots, X_n \text{ *indipendenti e identiche*, } X_i \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow$$

$$X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim \mathbf{N}(n\mu, n\sigma^2)$$



$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim \mathbf{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

UNA PARENTESI

FONDAMENTALE

X_1, \dots, X_n *indipendenti e identiche*, $X_i \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow$

$$X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim N(n\mu, n\sigma^2)$$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \quad \longrightarrow \quad E(\bar{X}_n) = \mu, \quad \text{Var}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

UNA PARENTESI

campione casuale: repliche dell'esperimento, sempre nelle stesse condizioni (estrazioni con reimmissione)

X_1, \dots, X_n indipendenti e identiche, $X_i \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow$

$$X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim N(n\mu, n\sigma^2)$$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \quad \longrightarrow \quad E(\bar{X}_n) = \mu, \quad Var(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

un inciso importante

X_1 e X_2 *indipendenti* se $\{P(A \cap B) = P(A)P(B)\}$

$\forall a < b, c < d$ si ha che

$$P(a < X_1 \leq b \text{ e } c < X_2 \leq d) = P(a < X_1 \leq b) \times P(c < X_2 \leq d)$$

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

$$\bar{x} = \frac{15 + 12.5 + 7.0 + 13.0 + 7.5}{5} = 11 \mu\text{g/L} > 10 \mu\text{g/L}$$

è un risultato attendibile per **tutta** l'acqua di Milano?

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

Sia X la variabile che descrive la quantità di arsenico in un campione di acqua milanese. Supp. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ con μ **incognita** e $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione momentanea)

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità di arsenico**, ottenendo i seguenti valori: 10.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la quantità di arsenico di Milano non è a norma di legge?

**PROVIAMO A RAGIONARE
COME CON LA CLINICA
DELLE FIGLIE FEMMINE....**

Sia X la variabile che descrive la quantità di arsenico in un campione di acqua milanese. Supp. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ con μ **incognita** e $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione momentanea)

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

Sia X la variabile che descrive la quantità di arsenico in un campione di acqua milanese. Supp. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ con μ **incognita** e $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione momentanea)

1. Usiamo **il valore di riferimento di legge per μ** $\Rightarrow X \sim N(10, 1.6^2)$

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

Sia X la variabile che descrive la quantità di arsenico in un campione di acqua milanese. Supp. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ con μ **incognita** e $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione momentanea)

1. Usiamo **il valore di riferimento di legge per μ** $\rightarrow X \sim N(10, 1.6^2)$
2. X_1, X_2, \dots, X_5 variabili ***i.i.d.***, $\sim X \rightarrow \bar{X}_5 \sim N(10, 1.6^2/5)$

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Sapendo che la legge impone una soglia massima per l'arsenico di $10 \mu\text{g/L}$, si può affermare che l'acqua potabile di Milano non è a norma di legge?

Sia X la variabile che descrive la quantità di arsenico in un campione di acqua milanese. Supp. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ con μ **incognita** e $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione momentanea)

1. Usiamo **il valore di riferimento di legge per μ** $\Rightarrow X \sim N(10, 1.6^2)$
2. X_1, X_2, \dots, X_5 variabili **i.i.d.** $\sim X \Rightarrow \bar{X}_5 \sim N(10, 1.6^2/5)$
3. $P(\bar{X}_5 > 11) = 1 - \text{pnorm}(11, 10, \sqrt{1.6^2/5}) = 0.08112525$

Esempio all'arsenico

Durante le verifiche sulla qualità dell'acqua potabile di Milano si è misurata la **quantità presente nell'acqua di arsenico**, ottenendo i seguenti **valori campionari**: 15, 12.5, 7.0, 13.0, 7.5 $\mu\text{g/L}$.

Saper
10

**SE A MILANO E' RISPETTATO IL LIMITE
DI LEGGE, LA PROBABILITA' CHE LA
MEDIA DI UN CAMPIONE DI 5 DATI
SIA ≥ 11 È DELL'8%**

S
campiono
 $\sigma = 1.6 \mu\text{g/L}$ (semplificazione in μ incognita e
(semplificazione in μ incognita e σ incognita)

1. Usiamo **il valore di riferimento di legge per μ** $\Rightarrow X \sim N(10, 1.6^2)$
2. X_1, X_2, \dots, X_5 variabili **i.i.d.** $\sim X \Rightarrow \bar{X}_5 \sim N(10, 1.6^2/5)$
3. $P(\bar{X}_5 > 11) = 1 - \text{pnorm}(11, 10, \sqrt{1.6^2/5}) = 0.08112525$

Inferenza per la media

Siano X_1, X_2, \dots, X_n variabili casuali ***i.i.d***

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

media campionaria: v.c. che *predice* il valore della media aritmetica dei dati nel campione

Inferenza per la media

Siano X_1, X_2, \dots, X_n variabili casuali **i.i.d**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

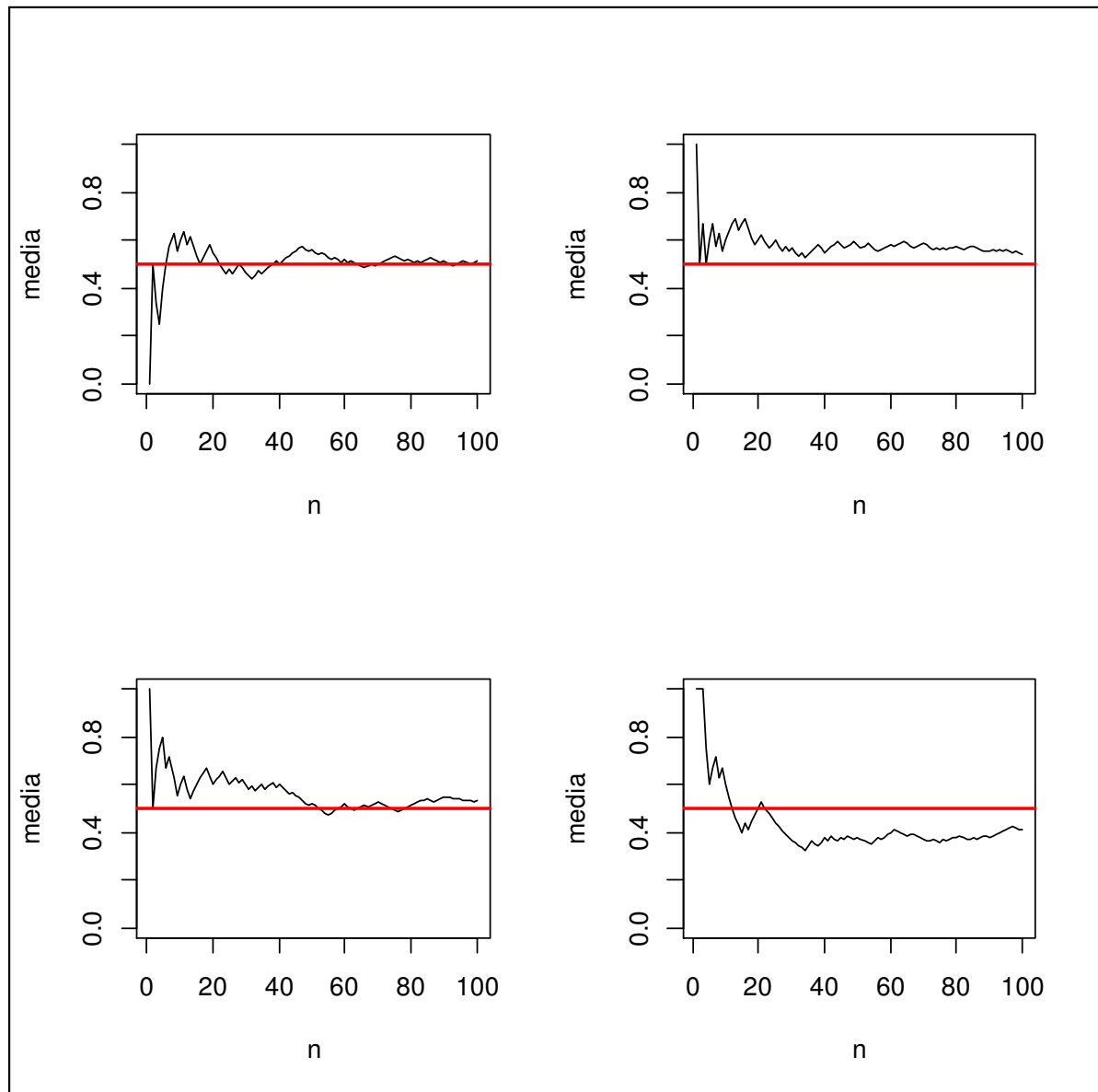
media campionaria: v.c. che *predice* il valore della media aritmetica dei dati nel campione
E' uno *stimatore* della media $E(X_i)$

X_1, \dots, X_n, \dots successione di v.a. **i.i.d** con media $E(X_i) = \mu$ finita.

$$\bar{x}_n = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mu \quad \text{quasi certamente}$$

Legge dei grandi numeri

Facciamo un salto in



Inferenza per la media

Siano X_1, X_2, \dots, X_n variabili casuali ***i.i.d***

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

media campionaria

Se $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

\bar{X}_n stimatore di μ

Se $X_i \sim b(p)$  $\bar{X}_n \sim \frac{1}{n} \text{Bin}(n, p)$

\bar{X}_n stimatore di p



Inferenza per la media

Siano X_1, X_2, \dots, X_n variabili casuali ***i.i.d***

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

media campionaria

Se $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

Se $X_i \sim b(p)$  $\bar{X}_n \sim \frac{1}{n} \text{Bin}(n, p)$ 

Se $np \geq 5$ & $np(1 - p) \geq 5$  $\bar{X}_n \sim N\left(p, \frac{p(1 - p)}{n}\right)$

Inferenza per la media

Siano X_1, X_2, \dots, X_n variabili casuali ***i.i.d***

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

media campionaria

Se $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

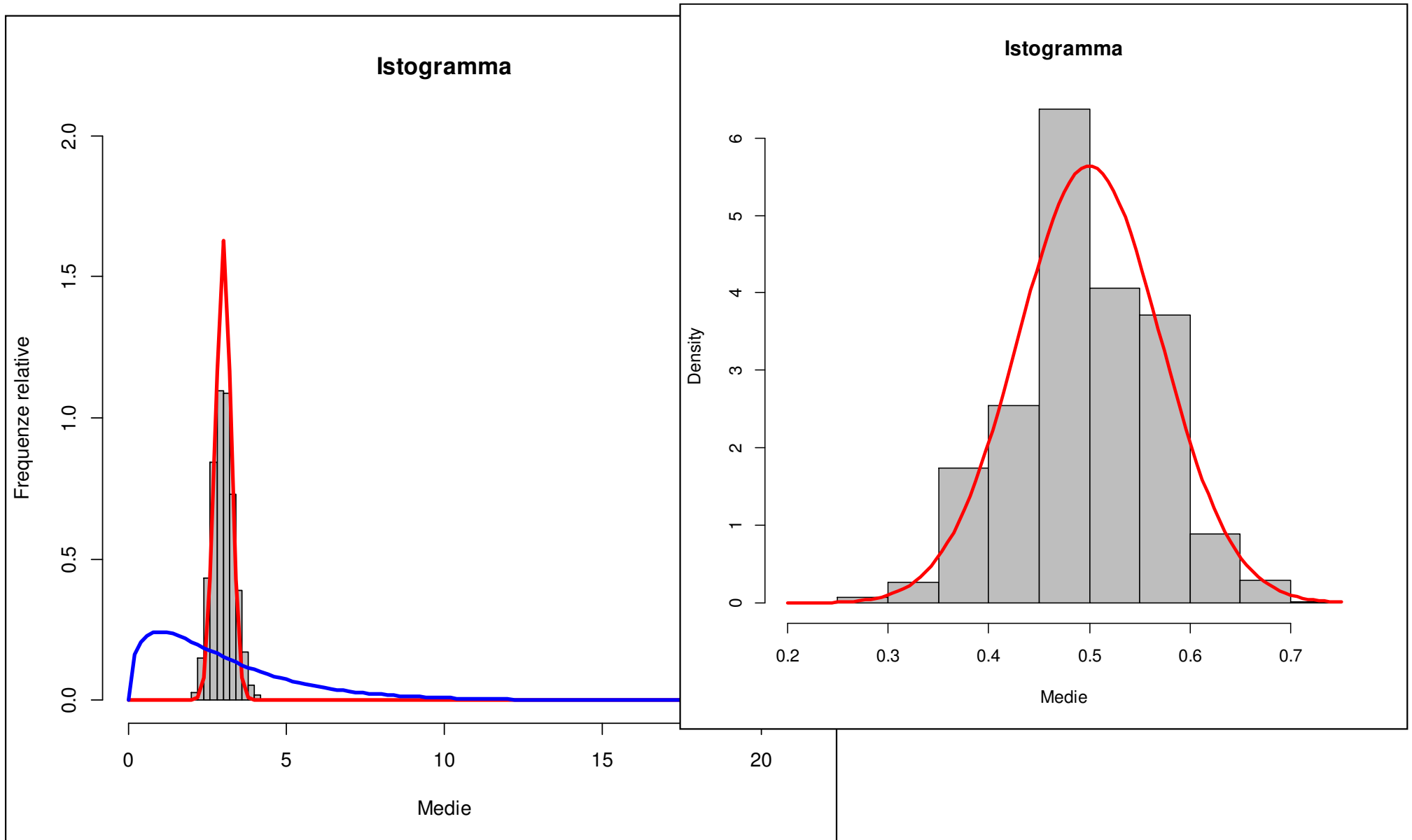
Se $X_i \sim b(p)$  $\bar{X}_n \sim \frac{1}{n} \text{Bin}(n, p)$

Teo. Centrale del Limite

Se $X_i \sim ???$ & $n > 30$  $\bar{X}_n \sim N\left(E(X_1), \frac{\text{Var}(X_1)}{n}\right)$

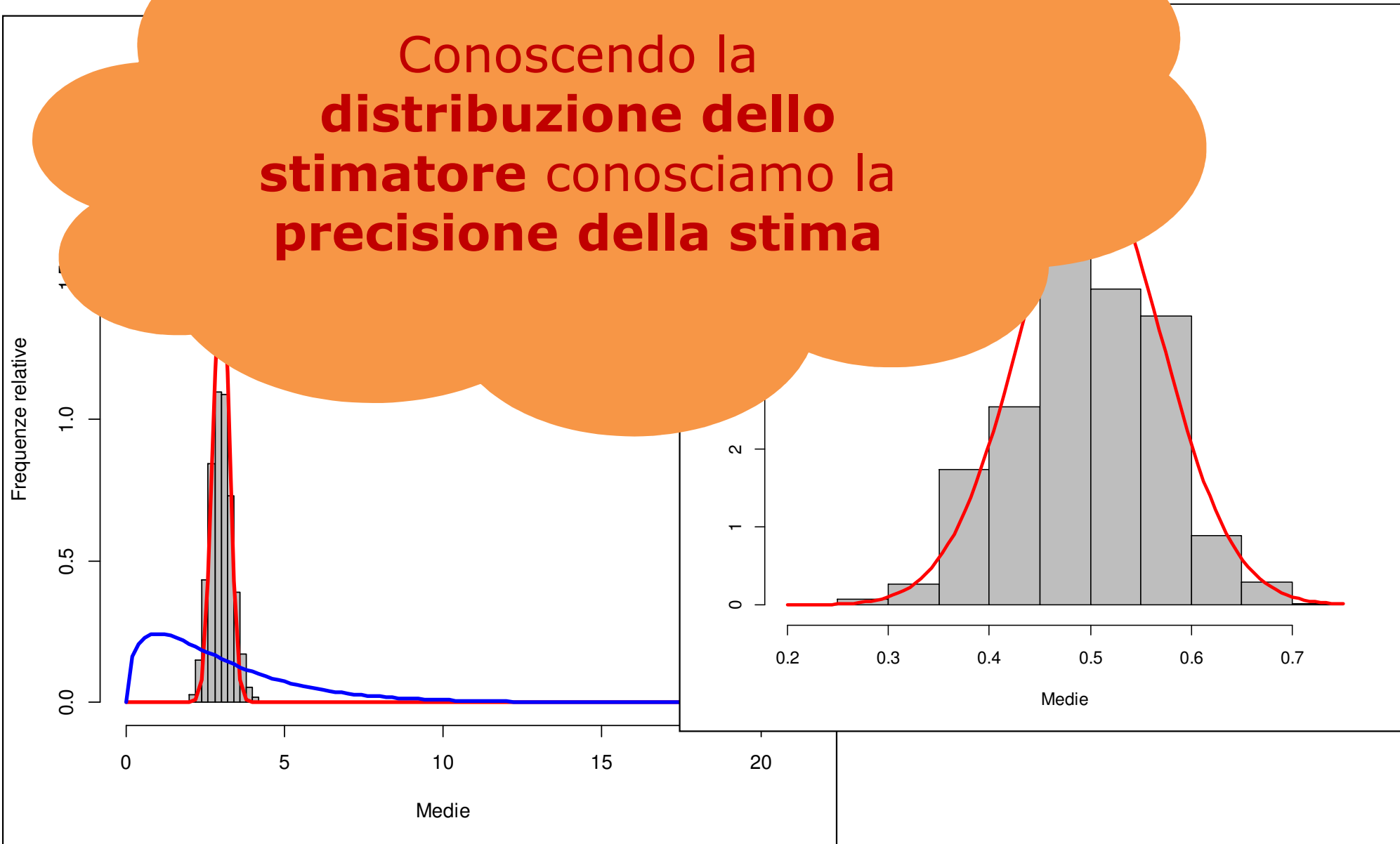


Facciamo un salto in



Facciamo

Conoscendo la **distribuzione dello stimatore** conosciamo la **precisione della stima**



Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d., $E(X_i) = \mu$, $Var(X_i) = \sigma^2$

potenziali risultati
che l'esperimento
può dare

μ, σ^2 in generale **non noti**



$(x_1, x_2, \dots, x_n) \Rightarrow$

$$\bar{x}_n = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

stima di μ

**media
campionaria**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ

modello di tutte le
possibili stime di μ ,
prima di estrarre il
campione. Permette
di dire **quanto è
buona la stima**
data da \bar{x}_n

Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d, $E(X_i) = \mu$, $Var(X_i) = \sigma^2$

**media
campionaria**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ

$$E(\bar{X}_n) = \mu$$

$$Var(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

modello di tutte le possibili stime di μ , **prima** di estrarre il campione. Permette di dire **quanto è buona la stima** data da \bar{x}_n

Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d, $E(X_i) = \mu$, $Var(X_i) = \sigma^2$

**media
campionaria**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ

$$E(\bar{X}_n) = \mu$$

$$E(X_1 + X_2 + \dots + X_n) = E(X_1) + \dots + E(X_n) = n\mu$$

$$E(\bar{X}_n) = E\left(\frac{1}{n} [X_1 + X_2 + \dots + X_n]\right) = \frac{1}{n} \times n\mu = \mu$$

Riassunto

$$X_1, X_2, \dots, X_n \text{ i.i.d.}, E(X_i) = \mu, \quad \text{Var}(X_i) = \sigma^2$$

**media
campionaria**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ

indipendenti

$$E(\bar{X}_n) = \mu$$

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$\text{Var}(X_1 + X_2 + \dots + X_n) = \text{Var}(X_1) + \dots + \text{Var}(X_n) = n\sigma^2$$

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \text{Var}\left(\frac{1}{n}[X_1 + X_2 + \dots + X_n]\right) = \frac{1}{n^2} \times n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}$$

Riassunto

$$X_1, X_2, \dots, X_n \text{ i.i.d, } E(X_i) = \mu, \quad \text{Var}(X_i) = \sigma^2$$

**media
campionaria**

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ

$$E(\bar{X}_n) = \mu$$

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

Se σ^2 è noto, va a zero per campioni sempre più grandi → **più grande è il campione e maggiore è la precisione dello stimatore (e della stima).**

$$\frac{n}{\sigma^2}$$

Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d., $E(X_i) = \mu$, $Var(X_i) = \sigma^2$

media
campionaria

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

stimatore di μ $\{ E(\bar{X}_n) = \mu \}$

varianza
campionaria

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

stimatore di σ^2

$$\{ E(S_n^2) = \sigma^2 \}$$

Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d, $\sim N(\mu, \sigma^2)$
o n grande

$$E(X_i) = \mu, \quad \text{Var}(X_i) = \sigma^2$$

MODELLO (stimatore)

DATI (stime)

media campionaria

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

$$\bar{x}_n = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

stimatore di μ ,

$$\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

varianza campionaria

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

$$s_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2$$

stimatore di σ^2

$$\{ E(S_n^2) = \sigma^2 \}$$

$$\frac{(n-1)}{\sigma^2} S_n^2 \sim \chi^2(n-1)$$

Riassunto

X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d, $\sim b(p)$
 $P(X_i = 1) = p$

$$E(X_i) = p, \quad \text{Var}(X_i) = p(1 - p)$$

MODELLO (stimatore)

DATI (stime)

media campionaria

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

$$\hat{p}_n = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

stimatore di p ,

$$E(\bar{X}_n) = p$$

varianza campionaria

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{p}_n)^2$$

stimatore di $p(1 - p)$

$$\{ E(S_n^2) = p(1 - p) \}$$

$$\approx \hat{p}_n(1 - \hat{p}_n)$$

Dal nostro *test*

2. Con la frase “fare inferenza sulla media” si intende:

Calcolare la media dei
dati.

Stimare la media della
popolazione da un campione
casuale di dati.

NON SAPREI

Dal nostro *test*

2. Con la frase “fare inferenza sulla media” si intende:

Calcolare la media dei
dati.

Stimare la media della
popolazione da un campione
casuale di dati.

NON SAPREI